心理学报 2022, Vol. 54, No. 9, 1031−1047
Acta Psychologica Sinica

https://doi.org/10.3724/SP.J.1041.2022.01031

痛苦逃避和自我参照惩罚条件下脑电特征对自杀意念的分类效能*

孙 芳[#] 宋 巍[#] 温晓通[a] 李欢欢[a] 欧阳李晟 魏诗洁
(中国人民大学心理学系，北京 100872)

摘 要 采用支持向量机的特征递归选择算法，创新性采用三维心理痛苦量表和自我参照情感激励延迟任务，建构自杀意念分类模型的重要特征集，并比较自杀意念和抑郁的分类模型重要特征集差异。结果发现，痛苦逃避是自杀意念分类模型的首位特征；基于痛苦加工特征的自杀意念多模态分类模型效能优良。研究首次证实了在机器学习建构复杂的自杀意念分类模型中，痛苦逃避及其相关脑电成分的重要性。拓展了结合心理痛苦三因素模型和机器学习算法对自杀预测的临床应用可行性。

关键词 心理痛苦，自杀意念，机器学习，脑电
分类号 B846

1 引言

自杀是全球15~29岁人群的第二大死因(WHO, 2021)，可分为自杀意念、自杀未遂和自杀完成三类。其中，自杀意念是指个体具有采取行为结束生命的想法(Miller & Prinstein, 2019)，与随后发生的自杀未遂和自杀完成存在密切关系。近期研究表明，大学生终生和近 1 年的自杀意念检出率分别为26.5%和 19.2% (Lew et al., 2020)。

抑郁是自杀的经典预测因素。抑郁症患者终生自杀意念、自杀未遂发生率分别为 53.1%、23.7%，一个月内自杀意念、自杀未遂发生率分别为 27.7%、20.3% (Dong et al., 2018)。然而，抑郁并非自杀的必要条件。仅有 9%~15%抑郁症患者死于自杀(Qin, 2011)。控制抑郁症状后，快感缺乏与自杀未遂的关系不显著(Winer et al., 2016)。因此，可能存在独立于抑郁的自杀风险因素。

心理痛苦理论(Shneidman, 1993)强调，心理痛苦是指个体体验到极度耻辱、内疚、羞耻、孤独、焦虑和恐惧等复杂感受，没有心理痛苦就没有自杀。行为学证据显示，无论是横断面还是纵向研究，心理痛苦对自杀意念的预测力都优于抑郁(Troister & Holden, 2012; Patterson & Holden, 2012)。值得注意的是，Li 等(2014)提出心理痛苦三因素模型(Three-Dimensional Psychological Pain Model)，包括痛苦的认知评价(痛苦唤醒)、痛苦的生理心理症状(痛苦体验)和痛苦引发的动机和行为趋向(痛苦逃避)三个维度。其中，痛苦逃避作为模型的核心维度，与自杀意念和自杀未遂关系最为密切。在国内大学生和中学生人群中，高水平自杀意念者和既往有自杀未遂史者痛苦逃避得分显著高于对照组，而痛苦唤醒、痛苦体验和抑郁得分无显著差异；仅痛苦逃避进入回归方程，可以显著预测自杀未遂，抑郁、痛苦体验和痛苦唤醒则不能(Li et al., 2017)。心理痛苦在校园欺凌与自杀意念的关系中起着显著的中介作用(Bao et al., 2020)。在国内抑郁症患者中，痛苦逃避对自杀未遂的分类效能(Area Under the Curve, AUC = 0.84)显著优于抑郁(AUC = 0.67)、痛

收稿日期: 2021-12-16
* 中国人民大学科学研究基金项目重大项目(21XNL016)资助；中国人民大学 2020 年度拔尖创新人才培育资助计划成果。
为共同一作
a 为共同通信作者：温晓通，E-mail: wenxiaotong@163.com; 李欢欢，E-mail: psylihh@ruc.edu.cn

苦体验(AUC = 0.62)、冲动性(AUC = 0.56)、无望感(AUC = 0.65)、受挫的归属感(AUC = 0.58)、知觉到的累赘感(AUC = 0.73)和习得自杀能力(AUC = 0.62) (Sun et al., 2020)。在国外社区人群和大学生中也发现，控制抑郁水平后，仅有痛苦逃避可以预测自杀意念(Campos et al., 2019; Campos et al., 2020)。因此，心理痛苦三因素模型，尤其是痛苦逃避对自杀意念和自杀未遂的预测作用具有跨样本、跨文化的稳定性。但是，结合该模型的自杀神经电生理研究相对较少，与痛苦加工相关的多模态融合特征对自杀意念的分类效能有待进一步研究。

脑电静息态研究发现，有着高水平自杀意念的抑郁症患者在睡眠期和觉醒期 delta (1~3 Hz)活动小于低水平自杀意念者(Dolsen et al., 2017; Meerwijk & Weiss, 2016)。在健康成年人中，前额叶中线 theta (4~7 Hz)能量与自杀意念量表得分正相关，只有自杀意念可以显著预测前额叶中线 theta 能量，而抑郁和焦虑则不能(Lee et al., 2017)。与无自杀意念和自杀未遂者相比，既往有自杀未遂史的抑郁症患者额叶 beta (13~30 Hz)活动降低，有自杀意念者额叶 beta 活动降低、左侧枕叶高频 beta 活动增加(Benschop et al., 2019)。因此，在有自杀风险的抑郁症患者和健康人群中，都表现出了静息态下 delta、theta 和 beta 活动降低的特征，这些静息态脑电特征应纳入自杀意念分类模型的特征集中进行探索。

脑电任务态研究则主要关注高自杀风险抑郁症患者情绪和认知加工过程中的神经电生理特征。研究发现，与无自杀意念者相比，有自杀意念的大学生在观看负性情绪图片时诱发出更高的 LPP 波幅(Late Positive Potential; Kudinova et al., 2015)。在 go/no-go 任务中，与无自杀未遂史者相比，有自杀未遂史者诱发出更大的 N2 差异波幅(Albanese et al., 2019)，提示对负性刺激投入更多的注意资源，难以有效抑制可能是自杀风险者的认知加工特征。然而，上述任务范式与心理痛苦无明显关联，不能用于探索自杀风险者痛苦加工异常的神经电生理特征。

情感激励延迟范式(Affective incentive delay task, AID)为探讨痛苦体验和痛苦逃避动机的神经机制提供了可能。该范式适用于临床抑郁症患者，能够直接和准确地测量被试对不同情绪刺激的动机水平、反应及神经基础。任务各个阶段都具有特征性的 ERP 成分，包括与动机有关的 cue-P3、CNV (Contingent Negative Variation)、target-P3 和 FRN (Feedback-related Negativity)成分(Broyd et al., 2012)。研究表明，AID 任务中惩罚条件下不同阶段可有效分离痛苦加工过程，惩罚条件下的线索期待、目标反应和结果反馈阶段分别对应痛苦逃避、痛苦唤醒和痛苦体验过程(郭婷 等, 2016; Song et al., 2019; Xie et al., 2014)。高水平自杀意念的抑郁症患者在惩罚条件下的反应时显著快于中性和奖励条件，而低水平自杀意念者则相反，且中性与惩罚条件的反应时差值与痛苦逃避呈显著正相关(Xie et al., 2014)。抑郁症患者在 AID 任务惩罚条件下负反馈诱发的 feedback-P3 与自杀意念、痛苦逃避、痛苦体验和痛苦唤醒呈显著正相关，线索期待阶段中性条件诱发的 CNV 与自杀意念、痛苦逃避、痛苦体验呈显著负相关(Song et al., 2019)。有自杀未遂史的抑郁症患者惩罚条件负反馈下诱发的 FRN 波幅比无自杀未遂史者更负(郭婷, 2017)。提示 AID 任务中，惩罚条件不同阶段诱发的 FRN、feedback-P3 和 CNV 可能是涉及自杀和痛苦加工的共同神经电生理成分。

之后，有研究发展自我参照性情感激励延迟范式(Self-referential affective incentive delay task, SAID)，通过采用自我参照情绪图片来提高范式分离心理痛苦的生态效度。SAID 的任务规则与 AID 一致，两者区别主要是所选择的情绪图片不同。AID 任务(郭婷 等, 2016)的情绪图片来自国际情绪图片库的正负性情绪图片，而 SAID 任务(宋巍, 2019)中自我参照情绪图片来自被试现场采集，他人参照情绪图片来自中国人情绪图片库(Chinese Affective Picture System, CAPS; 龚栩 等, 2011)。结果发现，抑郁大学生中自我参照中性条件下诱发的 CNV 与痛苦唤醒、自杀意念呈显著负相关。自我参照中性条件正反馈诱发的 feedback-P3 波幅与痛苦逃避、自杀意念呈显著负相关(宋巍, 2019)。痛苦逃避作为心理痛苦加工的动机和行为趋向成分，应与 SAID 范式自我参照惩罚条件下负反馈的晚期脑电成分存在密切关系。但以往研究中，并未发现 SAID 任务下 FRN、LPP 等成分的组别差异或交互效应。可能的原因：传统的差异分析和线性相关分析对复杂模型中的非线性特征集分析能力较弱，可能稀释了组间变异，难以有效整合行为、脑电或脑影像学等多模态数据对自杀的预测效能(Colic et al., 2018)。

此外，脑电任务态下的非锁相(Non phase-locked)的时频特征作为刺激出现后相位随机出现的活动(武侠 等, 2018)，可以与锁相指标结合，共同反映

大脑的认知加工特征如唤醒水平、决策谨慎程度和注意力持续等(McKewen et al., 2020)。研究发现, delta 对奖励评估比较敏感(Bernat et al., 2015), 而 theta 对痛苦加工敏感(Marco-Pallares et al., 2008)。有自杀未遂史的社区人群奖励反馈下 delta 能量显著低于无自杀未遂史者(Tsypes et al., 2020)。Beta 则主要出现在线索期待阶段, 与认知评价、动作准备和奖赏加工有关(Glazer et al., 2018)。在赌博任务中, 奖励诱发的 beta 能量显著大于惩罚条件(Marco-Pallares et al., 2008)。相比对照组, 抑郁症患者中央左侧区域 beta 活动减小(Lee et al., 2018)。综上所述, 非锁相特征, 尤其是 theta 和 beta 能否与 SAID 任务下的锁相特征结合, 提高自杀意念的分类模型效能值得关注。

值得注意的是, 以往的自杀机制研究往往关注单一风险因素的作用, 且认为风险因素之间是独立的、与自杀之间是线性关系, 所获得的自杀风险因素预测效能较低(Franklin et al., 2017)。近期一项涵盖 64 个自杀预测模型的综述中, 发现这些模型对未来的自杀致死性预测准确率极低(Belsher et al., 2019)。机器学习对多维数据处理具有优势, 已广泛应用于构建自杀分类的复杂模型。基于机器学习算法的抑郁症自杀分类模型的准确率(70%~74%)高于临床医师(47%~60%) (Nguyen et al., 2016), 对自杀风险的分类效能(AUC = 0.71~0.89)也远高于传统算法(AUC = 0.57~0.58) (Burke et al., 2019)。然而, 大多数机器学习模型主要关注人口学特征和临床心理特征对自杀的预测作用。例如, Jordan 等(2018)通过决策树、支持向量机、神经网络等多种分类器, 发现抑郁问卷得分和人口统计学特征对自杀意念分类的 AUC 值为 0.80~0.86。Burke 等(2018)通过决策树算法, 发现自伤、抑郁和人口统计学特征对大学生自杀意念的分类 AUC 值达到 0.77。

与行为学分类特征集相比, 通过随机森林算法的闭眼条件下静息态 EEG 10 个频段的能量值、平均值、方差、峰度、非线性能量等指标对抑郁症患者自杀意念的分类模型 AUC 达到 0.77 (Hasey et al., 2020)。与单模态 EEG 特征相比(线性 92%、非线性 90%), 静息态 EEG 线性特征(如频段能量值)、非线性特征(如相对小波能量)和线性-非线性组合特征的自杀意念分类模型准确率达 93% (Mahato & Paul, 2018)。进一步研究证据显示, 通过机器学习算法整合神经电生理特征和传统评估(包括自我报告和医疗记录)的多模态数据可以显著提高自杀分类模型的敏感性和特异性(Gibb & Tsypes, 2019)。然而, 与单模态数据相比, 基于多模态数据的机器学习样本量相对较小。鉴于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)具有较好解决小样本、非线性问题能力, 能够较好处理高维数据集, 非常适用于自杀的二分类问题(Cortes & Vapnik, 1995; Shim et al., 2019)。因此, 本研究中采用特征递归选择(Recursive Feature Elimination, RFE)结合 SVM 算法, 建立基于心理痛苦三因素模型的自杀意念分类模型。

综上所述, 本研究以大学生为研究对象, 基于心理痛苦三因素模型, 结合人口统计学、临床量表、反应时、静息态(频域特征)和 SAID 任务态下(时域特征、时频特征)的神经电生理特征等多模态数据, 采用机器学习算法, 考察自我参照惩罚条件下脑电特征在痛苦逃避分类模型中的特征重要性, 探索痛苦逃避及自我参照惩罚条件下脑电特征对自杀意念的分类效能, 以及它们在自杀意念分类模型中的特征重要性; 分析自我参照惩罚条件下脑电特征在痛苦逃避和自杀意念分类模型中是否存在重叠, 为心理痛苦三因素模型对自杀的解释力提供进一步研究证据的支持。本研究假设如下: (1)与低水平自杀意念组和对照组相比, 高水平自杀意念的抑郁大学生痛苦逃避和自杀意念得分更高, 静息态 delta、theta 和 beta 频段活动显著减弱; SAID 下自我参照惩罚条件线索期待阶段的 cue-P2 (delta)、CNV (beta)活动显著增强, 反馈阶段的 FRN (delta)、P3 (theta)、LPP (theta)活动增强。(2)差异的静息态脑电成分与痛苦体验、痛苦逃避和自杀意念存在显著负相关, 任务态脑电成分与痛苦逃避、自杀意念呈显著正相关。(3) SAID 下自我参照惩罚条件下的脑电特征在痛苦逃避分类模型和自杀意念分类模型的重要特征集存在明显重叠。(4)痛苦逃避和自我参照惩罚条件下脑电特征是自杀意念分类模型中的重要特征集, 基于痛苦加工多模态特征的大学生自杀意念分类模型效能优良, 且优于单模态脑电特征。

2　方法

2.1　被试

本研究获得中国人民大学科学研究伦理委员会审核通过。在校招募大学生 102 名, 完成问卷填写、静息态和任务态脑电任务。删除反应时在 3 个标准差之外和关键问卷数据缺失的样本, 剩余有效数据 77 人。开始实验前, 向所有被试介绍实验内容, 由被试签署知情同意书, 并告知被试实验过程中如

果不愿意继续, 可随时中止实验。

所有被试分为 3 组: 高水平自杀意念的抑郁组(Depressed students with high levels of suicide ideation, HSI) 25 人, 低水平自杀意念的抑郁组(Depressed students with low levels of suicide ideation, LSI) 20 人, 健康对照组(Health controls, HC) 32 人。三组被试的性别比例无显著差异(χ^2 = 0.99, p = 0.61), 年龄差异显著($F_{(2, 74)}$ = 6.10, p = 0.004)。依据 Beck 等(1999)的标准, 本研究中 HSI 组的分组标准: (1) Beck 抑郁问卷得分 > 7, (2) Beck 自杀意念问卷的当前自杀意念得分 ≥ 2 或最严重时自杀意念得分 ≥ 16。LSI 组的分组标准: (1) Beck 抑郁问卷得分 > 7, (2) Beck 自杀意念问卷的当前自杀意念得分 < 2 且最严重自杀意念得分≤10。HC 组: Beck 抑郁问卷得分 ≤ 7, Beck 自杀意念问卷得分同 LSI 组。

此外, 所有被试的入组标准为: 年龄 18~30 岁之间; 右利手; 视力或矫正视力正常。排除标准为: 既往有脑器质性精神障碍和脑外伤史; 经专业医师诊断的其他精神障碍和人格障碍。

2.2 测量工具

三维心理痛苦量表(Three-dimensional psychological pain scale, TDPPS)由 Li 等(2014)编制, 对个体当前和最严重时的心理痛苦水平进行评估。包括痛苦唤醒、痛苦体验和痛苦逃避三个维度。量表共 17 个条目, Likert 5 点计分, 从“非常不符合” (1)到“非常符合” (5), 分数越高, 表明个体的心理痛苦水平越高。该量表在大学生群体中信效度优良(Li et al., 2017), 本研究样本中, TDPPS 的总量表和维度的 Cronbach'α 系数分别为 0.93, 0.88, 0.86 和 0.93。

Beck 抑郁量表第一版(Beck Depression Inventory-I, BDI)由 Beck 等(1996)编制, 对个体最近一周的抑郁状态进行评估。量表共 21 个条目, Likert 4 点计分, 从“无此症状” (0)到“十分严重” (3), 分数越高, 表明个体在一周内知觉到的症状越严重。本研究样本中, 量表的 Cronbach' α 系数为 0.89。

Beck 自杀意念量表(Beck Suicide Ideation Inventory, BSI)由 Beck 等(1988)编制, 对个体的自杀意念的严重程度进行评估。该量表包括最近一周自杀意念(Current suicidal ideation, BSI-C)和最严重时自杀意念(Suicidal ideation at one’s worst point, BSI-W)两个分量表。量表共 19 个条目, 采用 Likert 3 点计分, 从“一点也不” (0)到“非常符合” (2), 分量表得分越高, 表示个体在最近一周或最严重时自杀意念的水平越高。该量表由北京自杀研究和干预中心修订, 适用于中国大学生群体(李献云 等, 2011), 本研究样本中, BSI-C 和 BSI-W 的 Cronbach' α 系数分别为 0.86 和 0.94。

2.3 实验材料

自我参照性面孔图片, 现场采集被试正面、左侧面、右侧面三张照片, 并使用 FaceGen 软件合成 3D 头像。他人参照性面孔图片选自中国情绪面孔图片库(Chinese Affective Picture System, CAPS)中男女平静面孔各一张(龚栩 等, 2011)。面孔情绪通过 FaceGen 软件情绪参数进行设定, 中性为“Smile Closed-0”、“Sad-0”, 消极为“Smile Closed-0”、“Sad-0.5”, 积极为“Smile Closed-0.5”、“Sad-0”, 其余参数保持一致。图片导出后经 Photoshop CC 2018 给消极表情添加伤疤和青肿, 并将所有图片的颜色调整为灰度, 并用椭圆形统一剪裁, 仅保留面部特征。

2.4 实验任务

被试坐于电脑前, 保持坐姿舒服。实验分为静息阶段和任务阶段。静息阶段, 要求被试保持安静放松, 不进行定向思考, 保持闭眼状态 6 分钟(Gilbert et al., 2020)。任务阶段, 被试进行 SAID 任务, 具体流程见图 1。在线索期待阶段, 呈现一个指示激励信息的线索(500 ms)。短暂注视点后进入目标反应阶段, 呈现一个蓝色“+” (随机 2000~2500 ms), 要求被试尽可能快地反应。蓝色“+”呈现时间根据自适应算法进行调整, 以保持每个被试的命中率达到 66.67% (Xie et al., 2014)。结果反馈阶段, 向被试呈现他人或自我参照性图片(3000 ms)。其中, 线索“三角形”代表奖励条件, “正方形”代表惩罚条件, “圆形”代表中性条件。任务开始前, 告知被试在奖励条件下按键反应够快, 反馈积极面孔, 否则反馈中性面孔; 在惩罚条件下按键反应够快, 反馈中性面孔, 否则反馈消极面孔(即痛苦面孔); 在中性条件下无论反应时快或慢, 都反馈中性面孔。以奖励条件为例, 当线索图形中呈现“Δ”, 反馈他人面孔; 若呈现“⧋”, 反馈自我面孔。

任务阶段包括 3 个模块, 每个模块包括 90 个试次(奖励、中性、惩罚各 30 次, 自我和他人参照图片各占一半, 随机出现), 模块间为 5~10 分钟的休息时间。在正式实验开始前, 被试进行 30 个试次的训练, 达到 60%左右正确率方可进入正式实验, 以确保被试熟悉任务规则。在静息阶段和任务阶段同时采集脑电数据, 时长 40~50 分钟, 所有任务结束后, 给予被试一定的实验报酬。

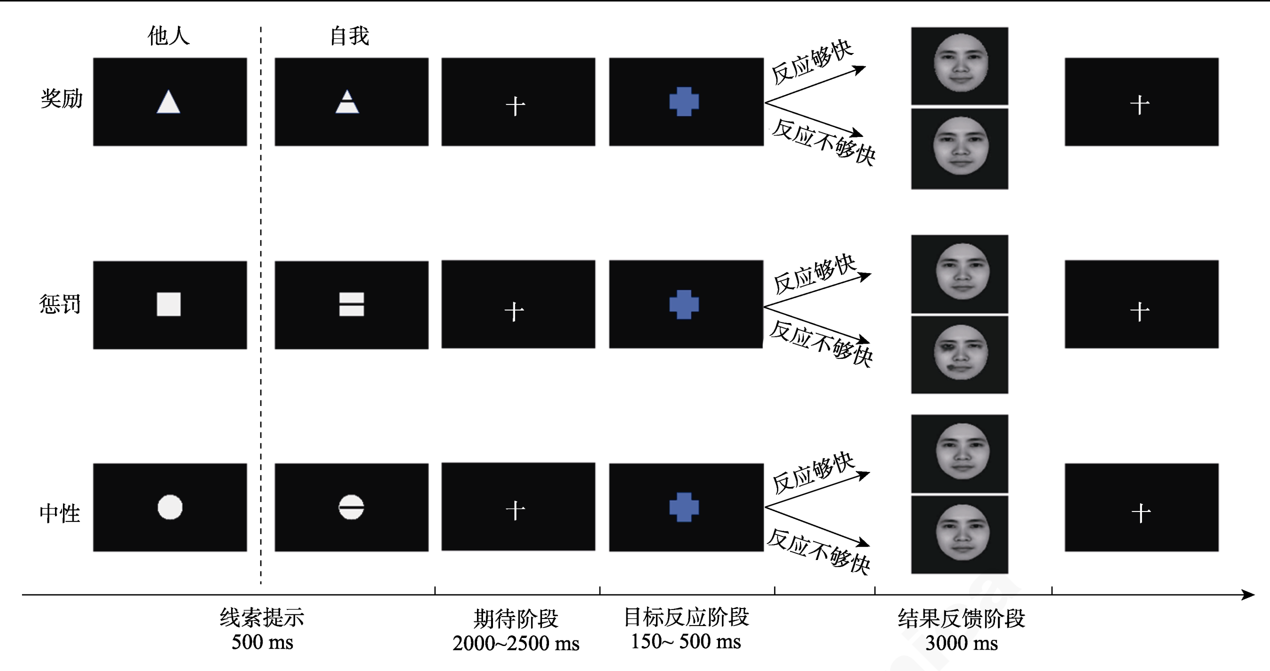


图 1　实验流程图(反馈图片以他人面孔为例)

2.5　脑电数据采集和处理

在屏蔽电磁和消音实验室，根据国际 10~20 系统 64 导电极帽(Ag/AgCl)记录电生理学信号。基于双侧乳突活动性相对较小，以左侧乳突(M1)为参考电极、右侧乳突(M2)为记录电极采集脑电。头皮与记录电极之间的阻抗均小于 10 kΩ，带通滤波器 0.05~100 Hz，采样频率 1000 Hz/导。静息阶段，要求被试保持平静闭眼状态，记录 6 分钟的脑电数据(Gilbert et al., 2020)。在任务阶段，完成 SAID 任务期间记录连续脑电数据，并保存。

静息态脑电数据处理：基于 Matlab 的 EEGLAB 12.0 软件包对静息态脑电进行频域分析。参考以往频域分析的文章，以双侧乳突的平均值为参考电极(侯璐璐 等, 2020; Watts et al., 2017; Yao et al., 2019)；使用 0.01~30 Hz 带通滤波；使用 ICA 算法去除眼动伪迹和其他电生理伪迹(Delorme & Makeig, 2004)。基于脑电信号的非平稳性(Cao et al., 2004)，对静息态连续数据进行 2s 分段(Dolsen et al., 2017)，最终每个被试至少 30 个分段；剔除幅值超出 ± 100 μV 的分段。由于快速傅立叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)具有处理高复杂时间和空间的数据的能力(Welch, 1967)，可以将时域特征转化为频域特征，对数据进行 FFT，以分析频段能量。使用 2 s 汉明窗口，不允许相互重叠。最后，参考已有自杀研究中感兴趣频段及其电极点(Benschop et al., 2019; Dolsen et al., 2017; Lee et al., 2017)，提取 delta (1~3 Hz, Fz)、theta (4~7 Hz, Fpz)、beta (13~30 Hz, Cz)频段的平均能量值。

任务态脑电数据处理：基于 Matlab 的 letswave 7.0 开源工具箱进行时域和时频分析。时域分析：数据预处理程序如频域分析，线索阶段用刺激前 200 ms 至刺激后 3000 ms 进行分段，反馈阶段用刺激前 200 ms 至刺激后 1000 ms 进行分段，选取−200 ~ 0 ms 进行基线校正。时频分析：分段后，基于低频信号在小波变换中容易受边缘伪迹影响(Cohen & Cavanagh, 2011)，参考以往时频分析的相关参数(刘洁 等, 2020)，选取−900 ~ −100 ms 进行基线校正。使用连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)进行时频分析，带宽为 1，中心频率为 1.5。CWT 分析是时频分析常用的方法(Lang & Forinash, 1998)，可根据频率大小调整窗口大小，以提高分辨率，在心理学研究领域中应用广泛。通过事件相关同步/去同步化(event-related synchronization/desynchronization, ERS/ERD)进行校正，即 ERS/ERD% = (基线后能量−基线的平均能量)/基线的平均能量 × 100%。参考以往研究(Glazer et al., 2018; Mei et al., 2018)，结合本研究中的 ERP 波形图，分别在三个阶段提取感兴趣的时域和时频成分。线索阶段，提取刺激后 150~200 ms、300~550 ms、2600~3000 ms 分别作为 cue-P2 (delta, Fcz)、cue-P3 (theta, Pz)和 CNV (beta, Fcz)的时间窗提取平均波幅(平均能量)；目标反应阶段，提取刺激后 150~200 ms、300~550 ms 作为 target-P2 (delta, Fcz)、target-P3 (theta, Pz)的时间窗提取平均波幅(平均能量)；结果

反馈阶段，提取刺激后 200~300 ms、300~550 ms、550~650 ms 作为 FRN (delta, Fcz)、feedback-P3 (theta, Pz)、LPP (theta, Pz)的时间窗提取平均波幅(平均能量)。

2.6 统计分析

2.6.1 行为学数据分析

采用 SPSS 22.0 进行数据分析。人口学变量使用卡方检验和单因素方差分析进行差异检验；击中率和反应时(包括中性与奖励、中性与惩罚条件间的反应时差值)的差异比较采用 2 (反馈特征：自我参照性 *vs.*他人参照性) × 3 (条件：奖励 *vs.*惩罚 *vs.*中性) × 3 (组别：HSI *vs.* LSI *vs.* HC)的重复测量方差分析。剔除超出平均值正负 3 个标准差的数据。事后检验时，方差齐性时使用 Gabriel's 进行校正，方差不齐时使用 Games-Howell 进行校正。变量间关系采用 Pearson 积差相关和逐步回归分析。

2.6.2 神经电生理特征分析

频域特征：对 delta (Fz)、theta (Fpz)、beta (Cz)能量值进行 log 转换后，进行协方差分析(ANCOVA)，以年龄为协变量。时域和时频特征：对三组被试所有脑电成分的平均波幅(平均能量)比较采用重复测量方差分析。组内变量为反馈特征(自我参照性 *vs.* 他人参照性)、条件(奖励 *vs.*惩罚 *vs.*中性)，组间因素为组别(HSI *vs.* LSI *vs.* HC)。以上差异检验，违反球形假设时，经 Greenhouse-Geisser 矫正后报告 p 值。多重比较时，使用 Bonferroni 进行矫正。脑电成分的平均波幅值与量表得分进行 Pearson 积差相关分析，涉及的检验均以双尾 $p < 0.05$ 作为有统计学意义的标准。

2.6.3 RFE-SVM 建模流程

首先，为了探索痛苦逃避及痛苦加工脑电特征在自杀意念分类模型中的重要性和特异性，并考察心理痛苦和抑郁对自杀意念分类效能的差异。第一步，需要建立痛苦体验和痛苦逃避分类模型中的重要脑电特征集，探索自我参照惩罚条件下脑电特征对于痛苦逃避二分类模型的重要性。采用潜在剖面分析(Latent Profile Analysis, LPA)对输出变量(痛苦体验和痛苦逃避)进行编码(Lanza et al., 2013)。鉴于心理痛苦三因素模型并未在大学生群体中采用 LPA 来验证维度划分的科学性，即人群中是否存在三个维度的不同组合，以及分类后各维度内条目是否与构想符合。因此，本研究以 TDPPS 的 17 个条目得分为指标，确定最优的心理痛苦组合类别。依据标准：(1)信息评价指标(AIC)、贝叶斯信息准则(BIC)和样本校正的 BIC (SSA-BIC)等指标数值越小模型拟合越好；(2)信息熵(Entropy)越高，分类准确率越高；(3)似然比检验指标(LMR)和基于 Bootstrap 的似然比检验(BLRT), p 值达到显著水平，表明 k 个类别的模型显著的优于 $k - 1$ 个类别的模型，综合参考模型简洁性和解释性选择最终模型。根据上述标准，心理痛苦的三分类模型指标最优，分别为低心理痛苦组(低痛苦体验和低痛苦逃避，41.56%)、痛苦体验组(高痛苦体验和低痛苦逃避，35.07%)和痛苦逃避组(高痛苦体验和高痛苦逃避，23.38%)。痛苦唤醒得分在心理痛苦不同组合模型中无显著差异。将痛苦体验组和痛苦逃避组归为痛苦体验 = 1，其余两组痛苦体验 = 0，建立痛苦体验的二分类模型；将痛苦逃避组归为痛苦逃避 = 1，其余两组痛苦逃避 = 0，建立痛苦逃避的二分类模型。两个模型均以静息态和任务态脑电特征作为输入变量。

第二步，建立以单模态和多模态数据为输入变量的抑郁分类模型，为后续区分抑郁分类模型、自杀意念分类模型的多模态重要特征集差异提供依据。以 HSI、LSI 组抑郁 = 1, HC 组抑郁 = 0，只纳入静息态和任务态脑电特征建立单模态抑郁和健康二分类模型(简称“单模态抑郁模型”)，再增加人口统计和行为学特征(性别、年龄、反应时和 TDPPS 维度分)建立多模态抑郁和健康二分类模型(简称“多模态抑郁模型”)。

第三步，建立单模态和多模态的自杀意念分类模型，并将模型中的重要特征集与痛苦逃避分类模型、抑郁分类模型的重要特征集差异进行比较。以 HSI 组自杀意念 = 1, LSI 组、HC 组自杀意念 = 0，只纳入静息态和任务态脑电特征(delta、theta、beta、cue-P2/delta、cue-P3/theta、CNV/beta、target-P2/delta、target-P3/theta、FRN/delta、feedback-P3/theta、LPP/theta)建立单模态的自杀意念和健康二分类模型，再增加人口统计和行为学特征(性别、年龄、反应时、TDPPS 维度分和 BDI)建立多模态的自杀意念和健康二分类模型，分析模型的各项指标，以及痛苦逃避和自我参照惩罚条件下的脑电特征在自杀意念分类模型中的重要性排序。

对上述所有模型的输出变量进行编码并对输入变量(设变量数为 M)进行标准化转换后，采用 1000 次有放回地随机抽样测试评估各变量对于分类的重要性。具体而言，在每次抽样测试中，第一步，将数据集随机分为训练集(70%)和测试集(30%)。

第二步，采用 RFE 算法思想，在训练集中进行 M − 1 次 SVM 训练，每次训练采用 10-fold 交叉验证，根据 10 次验证结果的平均值计算所有输入变量权重(Jung, 2018)，根据权重对所有变量进行排序，存储并剔除排序最低的变量，即在第 i 次训练中，仅输入排序前 M − i 的变量作为重要特征；训练完成后，将每次训练获得的分类机应用于测试集进行评估，获取准确率(Accuracy)、查准率(Precision)、查全率(Recall)和 AUC 值随纳入训练和测试的重要变量个数变化的函数曲线作为二分类变量的评估指标(Juba & Le, 2019)。最后，对上述评估指标曲线在 1000 次抽样之间进行平均，以获取这些平均指标随分类模型纳入的重要特征数目变化的平均函数曲线，同时对每一个变量在 1000 次抽样中的重要性排序序号进行平均，以获取各变量的重要性排序的平均值。

3　结果

3.1　人口统计学和临床量表结果分析

方差分析结果显示，三组被试的 BDI、BSI-C、BSI-W、TDPPS 和分维度得分差异显著($ps < 0.001$) (见表 1)。事后分析表明，HSI 组 BSI-C、BSI-W 和痛苦逃避得分均显著高于 LSI 组和 HC 组($ps < 0.001$)，而 LSI 组和 HCs 组之间差异不显著。HSI 组和 LSI 组的 BDI ($ps < 0.001$)、痛苦唤醒($p < 0.001$; $p = 0.006$)和痛苦体验($p < 0.001$; $p = 0.002$)得分显著高于 HC 组，但 HSI 组和 LSI 组不存在显著差异。

相关分析表明，年龄与 BDI 显著负相关($r = -0.31$, $p = 0.006$)，与 BSI-C、BSI-W、TDPPS 及其分维度得分相关不显著。因此，后续的问卷得分差异分析不作为协变量控制，但脑电指标差异分析时将年龄作为协变量。各临床量表得分之间呈现两两显著正相关，痛苦逃避与 BSI-C、BSI-W 得分之间的相关系数值最高(见表 2)。分别以 BSI-C 和 BSI-W 为结果变量，纳入性别和年龄、BDI 得分、痛苦体验、痛苦唤醒和痛苦逃避作为预测变量建立回归模型。结果发现，仅痛苦逃避和抑郁得分可以显著预测 BSI-C [$\beta = 0.79$, $p < 0.001$; $\beta = 0.26$, $p = 0.012$]和 BSI-W [$\beta = 0.59$, $p < 0.001$; $\beta = 0.33$, $p = 0.002$]。

表 1　样本人口统计学特征和临床量表得分

变量	HC (n = 32)	HSI (n = 25)	LSI (n = 20)	F/χ^2	p^a	Post hoc^b
年龄(岁)	22.03 (2.80)	20.40 (2.14)	19.85 (1.87)	6.10	0.004	HSI < HC, LSI < HC
性别(男/女)	14/18	10/15	6/14	0.99	0.608	—
BDI	3.38 (2.41)	20.68 (6.10)	18.40 (4.25)	131.23	< 0.001	HSI > HC, LSI > HC
BSI-C	0.13 (0.34)	6.92 (5.03)	0.30 (0.47)	45.96	< 0.001	HSI > HC, HSI > LSI
BSI-W	1.81 (2.65)	17.84 (7.23)	3.50 (3.44)	87.91	< 0.001	HSI > HC, HSI > LSI
TDPPS	31.69 (11.81)	53.48 (11.27)	42.85 (12.75)	23.70	< 0.001	HSI > LSI > HC
痛苦唤醒	13.94 (5.47)	24.20 (6.24)	19.65 (7.45)	19.03	< 0.001	HSI > HC, LSI > HC
痛苦体验	14.31 (6.17)	22.16 (4.22)	19.55 (4.74)	16.60	< 0.001	HSI > HC, LSI > HC
痛苦逃避	3.44 (1.22)	7.12 (3.13)	3.65 (1.57)	24.83	< 0.001	HSI > HC, HSI > LSI

注：数据表示为平均数(标准差)。HC，健康对照组；HSI，高水平自杀意念的抑郁组；LSI，低水平自杀意念的抑郁组。BDI，贝克抑郁量表第一版；BSI-C，贝克自杀意念量表-最近一周；BSI-W，贝克自杀意念量表-最严重时；TDPPS，三维心理痛苦量表。

[a] 单因素方差分析用于年龄、BDI、BSI-C、BSI-W 和 TDPPS 及其子维度的差异检验，卡方检验用于性别的差异检验。

[b] 方差齐性时使用 Gabriel's 进行校正，方差不齐时使用 Games-Howell 进行校正。

表 2　临床量表得分之间的相关分析(r)

变量	1	2	3	4	5	6	7
1. BDI	—						
2. BSI-C	0.44^{***}	—					
3. BSI-W	0.58^{***}	0.81^{***}	—				
4. TDPPS	0.63^{***}	0.44^{***}	0.61^{***}	—			
5. 痛苦唤醒	0.59^{***}	0.35^{**}	0.54^{***}	0.96^{***}	—		
6. 痛苦体验	0.59^{***}	0.32^{**}	0.49^{***}	0.93^{***}	0.83^{***}	—	
7. 痛苦逃避	0.46^{**}	0.74^{***}	0.73^{***}	0.71^{***}	0.61^{***}	0.54^{***}	—

注：$^{***}p < 0.001$, $^{**}p < 0.01$。BDI，贝克抑郁量表第一版；BSI-C，贝克自杀意念量表-最近一周；BSI-W，贝克自杀意念量表-最严重时；TDPPS，三维心理痛苦量表。

3.2 机器学习结果分析

纳入静息态和任务态脑电特征建立痛苦体验分类模型，评估指标随分类模型纳入的重要特征数目变化的函数曲线见图 2(a)。综合各指标的函数曲线，纳入 21 个重要特征时模型达到最佳(Accuracy = 63.31%, Precision = 0.67, Recall = 0.76, AUC = 0.64)。分类模型中重要性排名前十的特征中，自我参照惩罚条件下脑电特征包括 cue-P3、cue-beta 和 CNV。

纳入同样的特征建立痛苦逃避分类模型，评估指标随分类模型纳入的重要特征数目变化的函数曲线见图 2(b)。综合各指标的函数曲线，纳入 16 个重要特征时模型达到最佳(Accuracy = 75.11%, Precision = 0.44, Recall = 0.16, AUC = 0.67)。分类模型中重要性排名前十的特征中，自我参照惩罚条件下脑电特征包括 target-P3、feedback-P3 和 LPP。

纳入静息态和任务态脑电特征建立抑郁的单模态分类模型，评估指标随分类模型纳入的重要特征数目变化的函数曲线如图 3(a)所示。综合各指标的函数曲线，模型纳入 4 个重要特征时达到最佳(Accuracy = 62.21%, Precision = 0.65, Recall = 0.85, AUC = 0.63)。在脑电特征基础上增加行为学特征，建立抑郁的多模态分类模型，评估指标变化曲线如图 3(b)所示。综合各指标的函数曲线，模型纳入 4 个重要特征时达到最佳(Accuracy = 73.83%, Precision = 0.76, Recall = 0.83, AUC = 0.80)。

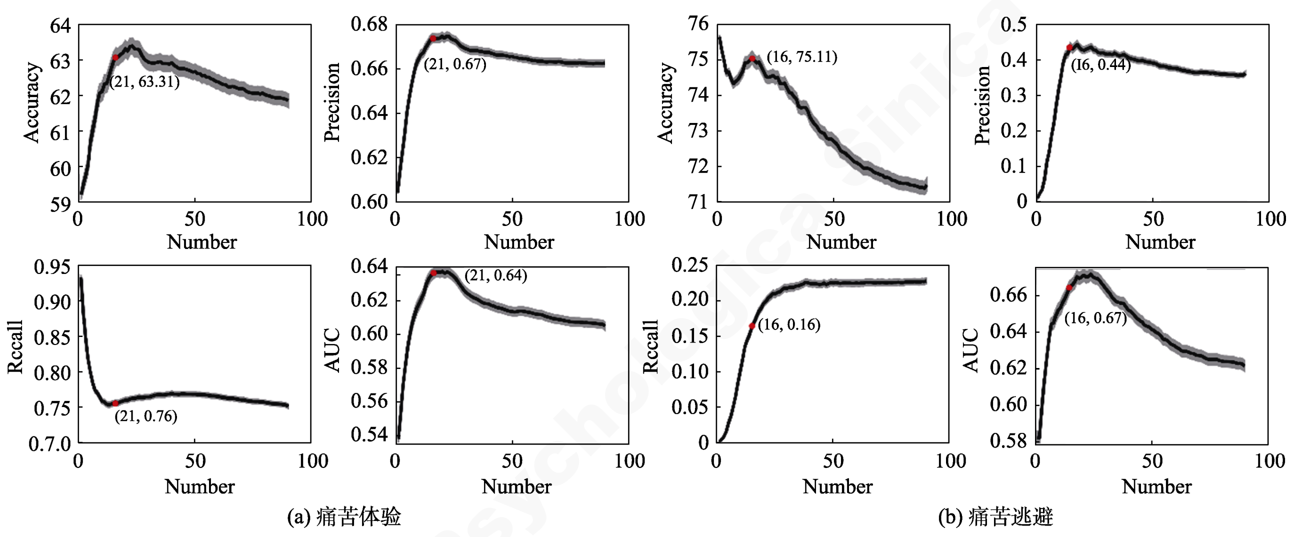


图 2 痛苦体验和痛苦逃避分类模型评估指标变化曲线

注：横坐标为模型依次纳入的重要特征数量，曲线表示 1000 次抽样的模型评估指标平均数值随模型纳入重要特征数量的变化，阴影表示模型评估指标的标准差区间。

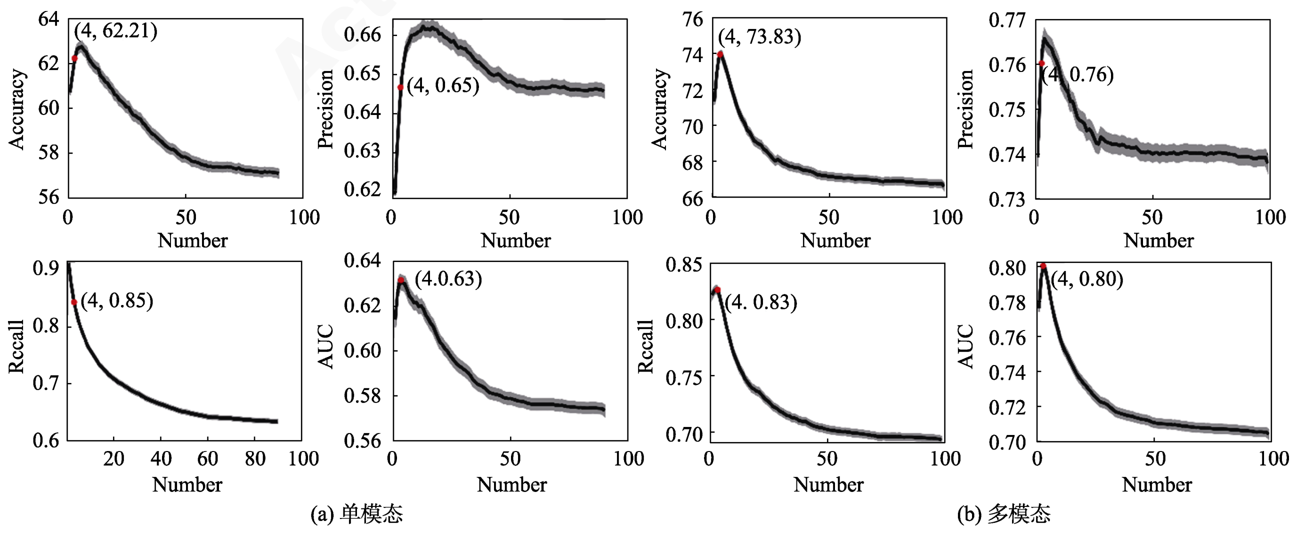


图 3 抑郁单模态和多模态分类模型评估指标变化曲线

注：横坐标为模型依次纳入的重要特征数量，曲线表示 1000 次抽样的模型评估指标平均数值随模型纳入重要特征数量的变化，阴影表示模型评估指标的标准差区间。

纳入静息态和任务态脑电特征建立自杀意念单模态分类模型，评估指标随分类模型纳入的重要特征数目变化的函数曲线如图 4(a)所示。综合各指标的函数曲线，模型纳入 9 个重要特征时达到最佳(Accuracy = 65.43%, Precision = 0.40, Recall = 0.21, AUC = 0.57)。在脑电特征基础上增加行为学特征，建立自杀意念的多模态分类模型，评估指标变化曲线如图 4(b)所示。综合各指标的函数曲线，模型纳入 4 个重要特征时达到最佳(Accuracy = 85.66%, Precision = 0.82, Recall = 0.73, AUC = 0.92)。

综合四个分类模型，自杀意念多模态分类模型中排名前四的脑电特征为自我参照惩罚条件下的 CNV、LPP、target-P3 和 feedback-P3，痛苦逃避和抑郁在重要特征集中排序第一和第二。抑郁多模态分类模型中排名前四的脑电特征为自我参照奖励条件下 FRN、LPP，以及自我参照惩罚条件下 FRN、target-delta，痛苦体验和痛苦唤醒排序第一和第二。各分类模型中排名前十的特征(下称“重要特征集”)和各模型达到最佳时评估指标如表 3 和表 4 所示。

3.3　静息态和任务态数据分析

相关结果表明，年龄和 delta、theta、beta 能量显著负相关。ANCOVA 发现，控制年龄后，三组被试在 delta [$F(2, 75) = 2.33$, $p = 0.11$]、theta [$F(2, 75) = 0.16$, $p = 0.85$]、beta [$F(2, 75) = 1.99$, $p = 0.15$]能量上均无显著差异。Delta、beta 能量与 BSI-W、TDPPS、痛苦唤醒、痛苦体验和痛苦逃避得分显著负相关(见网络版补充材料 1)。

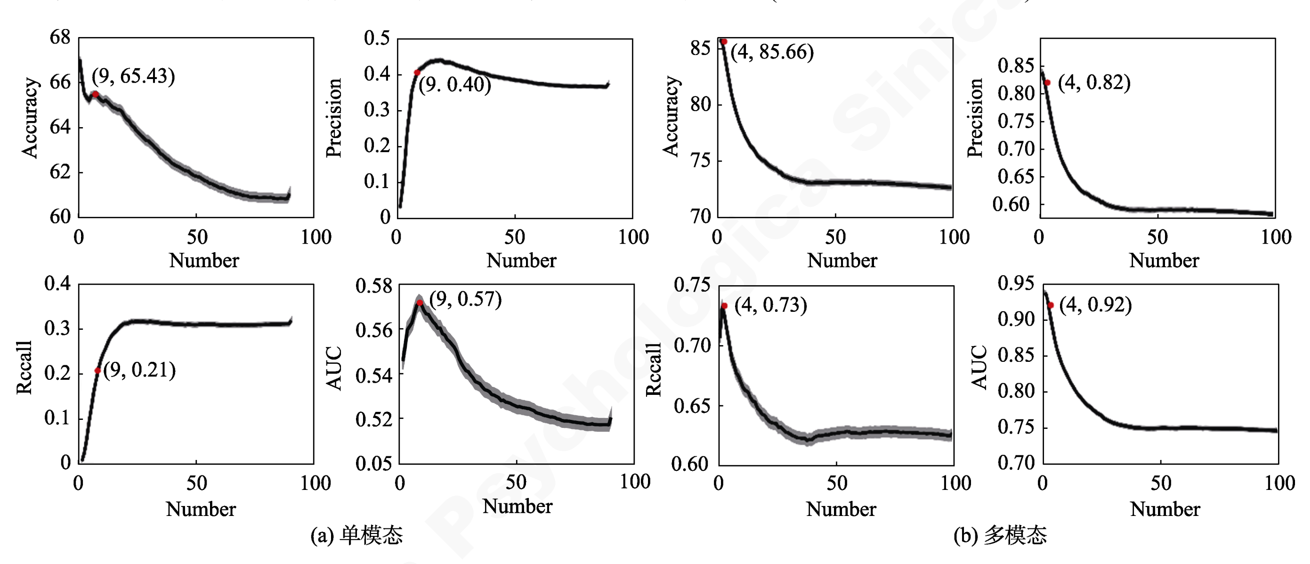


图 4　自杀意念单模态和多模态分类模型评估指标变化曲线

注：横坐标为模型依次纳入的重要特征数量，曲线表示 1000 次抽样的模型评估指标平均数值随模型纳入重要特征数量的变化，阴影表示模型评估指标的标准差区间。

表 3　四个分类模型的重要特征集

痛苦体验	痛苦逃避	抑郁 [b]	自杀意念 [b]
他人_惩中_cue-CNV	他人_奖中_target-P3	痛苦体验	痛苦逃避
他人_奖中_cue-CNV	自我_惩中_pos-LPP	痛苦唤醒	抑郁
他人_惩中_cue-delta	自我_奖中_neg-LPP	年龄	自我_惩中_cue-CNV
自我_惩中_cue-P3	自我_惩中_pos-P3	自我_惩中_neg-FRN	自我_惩中_neg-LPP
自我_奖中_neg-LPP	自我_奖中_target-delta	自我_奖中_neg-FRN	自我_惩中_target-P3
他人_奖中_pos-P3	自我_惩中_target-P3	自我_奖中_neg-LPP	自我_惩中_neg-P3
自我_奖中_cue-beta	他人_惩中_cue-theta	自我_惩中_target-delta	他人_奖中_cue-theta
[a] 他人_奖中_neg-theta	自我_奖中_neg-delta	自我_奖中_cue-delta	自我_奖中_target-delta
自我_惩中_cue-CNV	自我_奖中_cue-P3	他人_奖中_cue-theta	他人_惩中_target-delta
自我_惩中_cue-beta	他人_惩中_neg-LPP	痛苦逃避	他人_奖中_target-P3

注：奖中，代表中性条件和奖励条件下波幅差值(或能量差值)；惩中，代表中性条件和惩罚条件下波幅差值(或能量差值)。cue，线索阶段；target，目标阶段；pos，正反馈；neg，负反馈。

[a] 代表时间窗为刺激呈现后 550~650 ms, Pz 电极点；[b] 抑郁和自杀意念的重要特征集，只呈现多模态分类模型结果。

表 4 四个分类模型的评估指标

指标	痛苦体验	痛苦逃避	抑郁		自杀意念	
			单模态	多模态	单模态	多模态
Accuracy	63.31%	75.11%	62.21%	73.83%	65.43%	85.66%
Precision	0.67	0.44	0.65	0.76	0.40	0.82
Recall	0.76	0.16	0.85	0.83	0.21	0.73
AUC	0.64	0.67	0.63	0.80	0.57	0.92

对三组被试反应时进行重复测量方差分析，结果显示：参照类型[$F(2, 55) = 4.62$, $p = 0.035$, $\eta_p^2 = 0.06$]和条件主效应显著[$F(2, 55) = 9.23$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.11$]，组别主效应不显著，两两交互和三重交互作用均不显著。事后分析发现，被试在自我参照类型下的反应时(268.81 ± 5.63 ms)显著快于他人参照类型(273.18 ± 5.49 ms, $p = 0.030$)。惩罚条件下的反应时显著快于中性条件($p < 0.001$)，而与奖励条件($p > 0.05$)差异不显著。对击中率进行重复测量方差分析，结果发现无显著主效应和交互作用。

在线索期待与目标反应阶段，结果显示，cue-theta 频段(Pz)能量参照类型和组别的交互作用边缘显著[$F(2, 74) = 2.56$, $p = 0.084$, $\eta_p^2 = 0.07$]，其余两两交互和三重交互作用均不显著。事后分析发现，HSI 组自我参照类型诱发的 theta 能量小于他人参照类型($p = 0.020$) (见网络版补充材料 2)，LSI 组和 HC 组中无显著差异。相关结果表明，他人参照惩罚条件下诱发 theta 能量与 BDI 得分边缘显著负相关($r = −0.20$, $p = 0.085$)。线索与目标阶段的其余成分 cue-P2 (delta)、cue-P3、CNV (beta)、target-P2 (delta)和 target-P3 (theta)皆未发现显著的组别、参照效应和条件间交互作用。

在结果正反馈阶段，feedback-delta 频段(Fcz)能量的参照类型和组别的交互作用显著，$F(2, 74) = 2.76$, $p = 0.070$, $\eta_p^2 = 0.07$。事后分析发现，HSI 组奖励条件下自我参照诱发的 delta 能量边缘显著小于他人($p = 0.084$) (见网络版补充材料 3)，LSI 组和 HC 组无显著差异。相关分析显示，正反馈下自我参照惩罚条件诱发 delta 能量与 BSI-W ($r = −0.21$, $p = 0.068$)得分边缘显著负相关。正反馈阶段其余成分 FRN、feedback-P3 (theta)和 LPP (theta)未发现显著的组别、参照效应和条件间交互作用。

在结果负反馈阶段，FRN 波幅的参照类型、条件和组别三重交互作用显著，$F(4, 148) = 2.56$, $p = 0.041$, $\eta_p^2 = 0.07$。事后分析发现，HSI 组惩罚条件下，自我参照诱发 FRN 波幅显著大于他人($p = 0.041$)，而 LSI 组和 HC 组无显著差异。LPP 波幅的参照类型、条件和组别三重交互作用显著，$F(4, 148) = 2.56$, $p = 0.041$, $\eta_p^2 = 0.07$。事后分析发现，HSI 组在自我参照惩罚条件($p < 0.001$)、奖励条件($p = 0.048$)诱发 LPP 波幅显著分别大于中性条件，在他人参照惩罚条件诱发的 LPP 波幅显著分别大于奖励条件($p = 0.003$)、中性条件($p < 0.001$); LSI 组在自我参照惩罚条件($p = 0.006$)诱发的 LPP 波幅显著大于中性条件，奖励条件边缘显著大于中性条件($p = 0.056$)，而他人参照的三种条件无显著差异(见网络版补充材料 4)。FRN、LPP 与行为学数据相关分析见网络版补充材料 5。负反馈阶段其余成分 feedback-delta、feedback-P3 (theta)和 LPP 相对应 theta 未发现显著的组别、参照效应和条件间交互作用。

4 讨论

本研究创新性结合心理痛苦三因素模型和机器学习算法，采用人口学、临床量表、脑电静息态和痛苦加工任务态指标来探索自杀意念分类模型的多模态重要特征集以及模型的分类效能。首次证实了通过机器学习建立复杂的自杀意念分类模型，痛苦逃避得分的特征重要性排序第一，排名前四的脑电特征均为自我参照惩罚条件下脑电特征。基于痛苦加工相关多模态数据的自杀意念分类模型显著优于单模态的脑电特征。痛苦逃避得分在抑郁多模态分类模型和自杀意念多模态分类模型的特征重要性排序存在明显不同，而痛苦逃避分类模型与自杀意念分类模型存在共同的神经电生理特征，为痛苦逃避对自杀意念预测的重要性和特异性提供了进一步的实证支持。

4.1 不同自杀意念水平的抑郁大学生人口学和心理痛苦特征

首先，本研究中年龄与 BSI-C、BSI-W、TDPPS 及其分维度得分相关不显著，与以往研究一致(Xie et al., 2014)，提示个体的自杀意念和心理痛苦水平与年龄不存在明显关联。其次，年龄与抑郁存在显

著负正相关，提示在本研究的 18~25 岁大学生中，年龄越大，抑郁水平越低。以往研究发现，在成年人群中，控制其他风险因素后，抑郁与年龄呈较为稳定的负相关，可能的原因是随着年龄增加，个体对压力事件的耐受性和情绪控制力均有所增强，抑郁水平越低(Jorm, 2000)。因此，本研究中抑郁与年龄呈负相关，可能的解释是与样本特征有关，两者关系可能存在其他调节变量的影响。

本研究在问卷得分差异比较上，获得了与以往多项研究一致的结果(Campos et al., 2020; Li et al., 2017; Sun et al., 2020)。HSI 组的自杀意念和痛苦逃避得分显著高于 LSI 组和 HC 组，提示高自杀风险者表现为更明显的痛苦逃避动机趋向。而 HSI 与 LSI 组尽管抑郁得分显著高于 HC 组，但 HSI 和 LSI 组之间的抑郁得分无显著差异，进一步表明抑郁并不一定是区分不同自杀风险个体的有效行为学指标。

4.2　痛苦体验和痛苦逃避分类模型

本研究 LPA 分析结果表明，人群中的确存在不同的心理痛苦类别。依据心理痛苦三因素模型，低痛苦类别的自杀风险较低，痛苦逃避类别相对于痛苦体验类别，其自杀意念发生的风险更高。这也是首次采用 LPA 方法进行痛苦分类模型建构。该分类结果与课题组在中学生群体(N = 2385)中获得的分类一致(数据未发表)。在此基础上，构建基于单模态 EEG 的痛苦体验和痛苦逃避的分类模型。

与以往研究相比(Tsypes et al., 2020)，SAID 任务中增加了惩罚条件，是为了有效考察痛苦加工不同阶段的认知和行为特征。本研究发现，痛苦体验和痛苦逃避分类模型中，自我参照惩罚条件下脑电特征包括 cue-P3、cue-beta、CNV、target-P3、feedback-P3 和 LPP。同时，痛苦体验分类模型中主要是自我参照惩罚条件下线索阶段的脑电特征，包括 cue-P3、cue-beta 和 CNV，而痛苦逃避分类模型中主要是自我参照惩罚条件下目标反应阶段和反馈阶段的脑电特征，包括 target-P3、feedback-P3 和 LPP。提示自我参照惩罚条件下不同阶段的神经电生理成分与痛苦体验、痛苦逃避关系密切。研究结果与 SAID 任务范式的设计目的一致，验证了 SAID 任务分离痛苦加工不同阶段的生态效度，为建立基于心理痛苦三因素模型和痛苦加工脑电特征的多模态自杀意念模型提供依据。

另外，本研究中纳入的脑电特征对痛苦逃避的分类效能高于痛苦体验(Accuracy: 75.11% > 63.31%, AUC: 0.67 > 0.64)。提示 SAID 任务中与惩罚相关的神经电生理指标可能更有效地反映痛苦逃避，而非痛苦体验的加工过程，为心理痛苦三因素模型(Li et al., 2014)划分维度的必要性提供侧面研究证据支持。

4.3　基于多模态数据的抑郁分类模型

本研究中多模态抑郁分类模型评估指标优于单模态，但多模态抑郁分类模型的准确率为 73.83%，低于以往基于脑电特征的抑郁分类模型准确率(87%~93%) (Mahato & Paul, 2018; Mohammadi et al., 2019)。可能的原因是：SAID 用于探索快感缺乏的加工过程有待进一步优化。在多模态的抑郁分类模型的重要特征集中，痛苦体验位列第一，痛苦唤醒位列第二，痛苦逃避仅为第十名。提示痛苦的心理生理症状和认知成分对于区分有无抑郁的个体也有较好的效能。

此外，自我参照奖励条件下负反馈 LPP 是痛苦体验和抑郁分类模型的共同重要特征。该结果得到以往研究证据的支持，例如，有自杀未遂史的抑郁症患者在中性条件下正反馈 LPP 波幅与 BDI、痛苦体验和痛苦逃避呈显著负相关(宋巍 等, 2018)。由于 LPP 与情绪注意有关(Glazer et al., 2018)，提示个体对奖赏负反馈的注意资源投入不足，可能是抑郁和痛苦体验的共同认知特征。结合以往 AID 任务的研究结果，在抑郁症患者中，惩罚条件正反馈诱发的 feedback-P3 波幅与 BDI 呈显著正相关(Song et al., 2019)，提示抑郁个体不仅存在对奖赏刺激注意缺陷，还存在对惩罚刺激的注意偏向。

4.4　基于心理痛苦三因素模型的自杀意念分类模型效能

本研究发现，在自杀意念分类模型中，单模态(65.43%)和多模态(85.43%)模型准确率高于随机水平(50%)和传统算法(57%) (Burke et al., 2019)。可能的原因是：传统算法如回归分析难以揭示多种风险因素及其复杂关系对自杀的预测作用，而机器学习在复杂预测模型的多变量关系探索中具有优势，更适用于建构自杀的分类模型。此外，与单模态模型相比，多模态模型的分类效能更高。其中，准确率高于近期一项综述报告的机器学习对自杀未遂和自杀死亡的分类准确率(80%; Belsher et al., 2019)，AUC 值高于一项采用静息态频域特征在抑郁症患者中的自杀意念分类模型(0.77; Hasey et al., 2020)。提示基于痛苦逃避和痛苦加工相关脑电特征的多模态数据对自杀意念的分类效能较好。今后可继续扩大样本量来验证结合机器学习算法和心理痛苦理

论构建的自杀意念分类模型效能，改进自杀意念多模态分类器的准确率，为提高临床诊断效能服务。

值得注意的是，痛苦逃避和BDI得分在多模态的自杀意念分类模型中特征重要性排序分别为第一和第二，痛苦体验、痛苦唤醒则不在前十，与抑郁多模态分类模型重要特征集存在显著差异。这一结果与以往研究一致，痛苦逃避和BDI得分均可以显著正向预测大学生群体的BSI-C和BSI-W (Li et al., 2017)；但在抑郁症群体中，只有痛苦逃避可以预测BSI-W和自杀未遂，BDI不能(Li et al., 2014)。ROC分析结果显示，痛苦逃避对抑郁症患者自杀未遂的AUC值显著高于BDI、痛苦体验和痛苦唤醒(Sun et al., 2020)。结合本研究回归分析的结果，无论是BSI-C或BSI-W，痛苦逃避对自杀意念的预测作用显著高于抑郁，提示痛苦逃避对于区分有无自杀风险个体的重要性高于抑郁和痛苦体验，痛苦逃避可能是自杀的典型病理特征。同时，基于痛苦逃避对自杀意念的跨样本(临床和非临床群体)稳定性，未来的自杀干预可针对性地发展识别诱发痛苦情境，挑战痛苦逃避的认知偏差和消极应对方式的认知行为治疗(Zou et al., 2017)，有助于降低个体的自杀风险。此外，在多模态自杀意念分类模型中，排名前四的脑电特征均为自我参照惩罚条件下的脑电特征，进一步为痛苦逃避及其相关的脑电特征在自杀意念分类模型中的重要性提供证据支持。

进一步分析自杀意念、痛苦体验和痛苦逃避分类模型的重要特征集异同，结果发现：自我参照惩罚条件下target-P3、LPP是自杀意念和痛苦逃避分类模型中的共同重要特征。P3可能与任务加工中投入的注意资源有关，研究发现健康人中自我面孔比陌生人面孔诱发更大的P3波幅(Tacikowski & Nowicka, 2010)，痛苦面孔比非痛苦面孔诱发更大的P3波幅(Peng et al., 2019)，说明自我面孔和痛苦刺激的加工需投入更多的注意资源。另外，P3波幅增加可能与对刺激的动机性注意有关，而不是刺激效价(Angus et al., 2017)。提示不论何种条件下，自杀未遂者在目标反应阶段，会投入更多的资源应对当前刺激，对痛苦的逃避动机增加。Target-P3成分可能表征对奖赏追求动机不足和惩罚逃避动机增加，可作为自杀意念和痛苦逃避的潜在神经电生理特征。此外，结合以往采用金钱激励延迟任务的研究结果，有自杀未遂史的抑郁症患者在惩罚条件正反馈下诱发的LPP最大峰值显著大于中性条件，且中性条件正反馈下诱发LPP波幅与BDI、痛苦体验和痛苦逃避得分显著负相关(宋巍 等, 2018)，提示LPP可能是自杀意念和痛苦逃避加工相关的重要脑电特征。本研究中，未发现反应时有意义的结果，提示反应时可能难以作为自杀分类模型的可靠指标。

自我参照惩罚条件线索阶段CNV是自杀意念和痛苦体验分类模型的共同重要特征。在AID任务中发现，抑郁症患者低自杀风险组在三组条件下诱发的CNV波幅大于健康组，且中性条件下CNV波幅与BDI、痛苦体验和痛苦唤醒得分正相关(Song et al., 2019)。CNV与期待阶段的动作准备有关(Angus et al., 2017)，提示自杀意念者对惩罚线索诱发的痛苦体验更高，有更多的动作准备以逃避可能的痛苦体验，CNV可能表征自杀意念者较高的痛苦体验。

4.5 与心理痛苦、自杀意念相关的脑电特征

控制年龄后，delta、theta、beta能量在三组中无显著差异。相关分析表明delta、beta能量与BSI-W、TDPPS总分、痛苦唤醒、痛苦体验和痛苦逃避得分呈显著负相关，表明痛苦水平和自杀意念越高，delta和beta能量值越低，该结果得到以往研究的部分支持。例如，与LSI相比，HSI组睡眠期间delta能量降低、beta能量降低(Dolsen et al., 2017)，额中线theta能量增加(Lee et al., 2017)。本研究未发现各频段能量的组间显著差异，可能的原因是：第一，频段所在电极点的差异所致。本研究中beta关注的Fcz电极点，Dolsen等(2017)研究中的beta能量为全脑平均结果。第二，各频段的绝对能量有着较大的个体差异所致。Lee等(2017)发现HSI和LSI组的theta绝对能量无显著差异，而相对能量则差异显著。由于相对能量是采用绝对能量除以全脑所有频段的能量，比绝对能量更好地考虑了大脑的个体差异性和皮层结构损伤的潜在作用(Dan et al., 2000)，可以考虑在未来研究中使用。第三，被试群体差异导致。Dolsen等(2017)研究针对抑郁症患者，本研究被试为未达到临床诊断的抑郁大学生群体。但考虑到相关分析结果的发现，提示delta、beta可能是健康被试的心理痛苦和自杀意念相关的神经电生理指标，需要后续研究增加样本量、选择不同的电极点、采用相对能量指标来进一步考察。

在SAID任务下，HSI组表现出自我加工过度敏感性、自我奖赏追求不足、惩罚的逃避动机增强和痛苦体验水平增加，与机器学习结果一致。首先，HSI组在正反馈自我参照诱发feedback-delta能量显著小于他人参照，而LSI组和HC组无此差异，且正反馈下自我参照惩罚条件诱发delta能量与BSI-W

得分边缘显著负相关，与近期一项研究结果一致(Tsypes et al., 2020)。由于 Delta 参与奖赏加工(de Aguiar Neto & Rosa, 2019)，上述结果提示 HSI 组存在自我加工偏向且奖赏加工缺陷。其次，HSI 组自我参照惩罚条件负反馈诱发 FRN 波幅大于他人参照，且他人参照惩罚负反馈 FRN 波幅与痛苦逃避得分负相关。由于 FRN 波幅与自我加工关系密切(Zhu et al., 2017)，该结果提示 HSI 组在接受自我参照的惩罚刺激时，难以进行适应性的认知和行为调整，FRN 可能是痛苦逃避加工相关的神经电生理指标。

本研究结果显示，SAID 自我参照奖励负反馈的 delta 与痛苦唤醒、痛苦逃避负相关。由于 Delta 参与动机环路，是个体有追求奖励最大化、惩罚最小化的动机趋向的神经电生理指标(Knyazev, 2012)，结合上述 FRN 和 feedback-delta 结果，提示 HSI 组对自我参照的惩罚刺激更为敏感，表现出逃避惩罚的动机趋向。此外，HSI 组在他人参照惩罚条件下诱发 LPP 波幅显著大于中性条件和奖励条件，与以往研究一致(宋巍 等, 2018)。而 LSI 组自我参照惩罚条件下负反馈诱发 LPP 波幅大于中性条件。由于 LPP 是反映对情绪的控制加工，与注意持续时间有关的指标(Glazer et al., 2018)，且在追求奖励和逃避惩罚时会显著增强(Broyd et al., 2012)，本研究结果提示 HSI 组在惩罚反馈时投入更多的注意资源，可能是产生高水平痛苦体验和痛苦逃避的前提。综上所述，feedback-delta、FRN、LPP 可能是与痛苦加工、自杀意念密切相关的神经电生理指标。

4.6　不足与展望

本研究的行为数据主要是自我报告。样本量相对较小，尽管采用适合小样本的 RFE-SVM 建构抑郁和自杀意念分类模型，也可能会带来结果的过拟合，过高估计分类效能。以后研究中应扩大样本量，纳入自我报告、他评、医疗记录和临床观察等跨层的行为学数据，同时，可采用主成分分析进行特征降维，增加机器学习应用于自杀分类模型的结果可推广性和稳定性。

此外，由于 EEG-fMRI 技术可同时获取认知加工过程中的时空信息，有助于理解复杂的神经机制(Cichy & Oliva, 2020)，受到越来越多研究者的关注，并将该技术用于抑郁脑机制的探索。一项基于健康被试的研究发现，腹侧纹状体、扣带回中部和额中回皮层的激活与正反馈诱发的 FRN 波幅正相关，而非负反馈(Becker et al., 2014)。提示奖赏诱发的 FRN 波幅与奖赏相关脑区的激活有关。而与健康对照组相比，抑郁症患者脑岛、壳核、杏仁核、左背外侧和腹外侧前额叶皮层与默认网络的连接比与任务相关网络的连接更紧密，且两组之间所有的显著差异都出现在 delta 频段上(Knyazev et al., 2018)。然而，目前鲜有研究涉及采用 EEG-fMRI 技术来探索自杀脑机制。未来可研究在心理痛苦三因素模型基础上，通过 SAID 任务下的 EEG-fMRI 指标来提高自杀分类模型的效能。

5　结论

本研究得到以下结论：(1)痛苦逃避和自我参照惩罚条件下的 CNV、LPP 和 P3 是自杀意念分类模型的重要行为学和神经电生理特征。(2)痛苦逃避对于自杀意念分类模型的区分效能具有重要性和特异性，且重要性高于抑郁。(3)结合机器学习和心理痛苦三因素模型的自杀意念分类模型具有优良的区分效能，今后可拓展该模型在临床中的应用价值。

参考文献

Albanese, B. J., Macatee, R. J., Gallyer, A. J., Stanley, I. H., Joiner, T. E., & Schmidt, N. B. (2019). Impaired conflict detection differentiates suicide attempters from ideating nonattempters: Evidence from event-related potentials. *Biological Psychiatry Cognition Neuroscience Neuroimaging, 4*(10), 902−912.

Angus, D. J., Latham, A. J., Harmon-Jones, E., Deliano, M., Balleine, B., & Braddon-Mitchell, D. (2017). Electrocortical components of anticipation and consumption in a monetary incentive delay task. *Psychophysiology, 54*(11), 1686−1705.

Bao, J. M., Li, H. H., Song, W., & Jiang, S.Y. (2020). Being bullied, psychological pain and suicidal ideation among Chinese adolescents: A moderated mediation model. *Children and Youth Services Review, 109*, e104744.

Beck, A. T., Brown, G. K., Steer, R. A., Dahlsgaard, K. K., & Grisham, J. R. (1999). Suicide Ideation at its worst point: A Predictor of eventual suicide in psychiatric outpatients. *Suicide and Life-Threatening Behavior, 29*(1), 1−9.

Beck, A. T., Steer, R. A., & Ranieri, W. F. (1988). Scale for suicide ideation: Psychometric properties of a self-report version. *Journal of Clinical Psychology, 44*(4), 499−505.

Beck, A. T., Steer, R. A., & Brown, G. K. (1996). *Manual for the Beck depression inventory.* San Antonio, TX: Psychological Corporation.

Becker, M. P., Nitsch, A. M., Miltner, W. H., & Straube, T. (2014). A single-trial estimation of the feedback-related negativity and its relation to BOLD responses in a time-estimation task. *Journal of Neuroscience, 34*(8), 3005−3012.

Belsher, B. E., Smolenski, D. J., Pruitt, L. D., Bush, N. E., Beech, E. H., Workman, D. E., … Skopp, N. A. (2019). Prediction models for suicide attempts and deaths: A systematic review and simulation. *JAMA Psychiatry, 76*(6), 642−651.

Benschop, L., Baeken, C., Vanderhasselt, M.-A., van de Steen, F., van Heeringen, K., & Arns, M. (2019). Electroencephalogram resting state frequency power characteristics of suicidal behavior in female patients with major depressive disorder.

The Journal of Clinical Psychiatry, 80(6), 18m12661.

Bernat, E. M., Nelson, L. D., & Baskin-Sommers, A. R. (2015). Time-frequency theta and delta measures index separable components of feedback processing in a gambling task. *Psychophysiology, 52*(5), 626−637.

Broyd, S. J., Richards, H. J., Helps, S. K., Chronaki, G., Bamford, S., & Sonuga-Barke, E. J. (2012). An electrophysiological monetary incentive delay (e-MID) task: A way to decompose the different components of neural response to positive and negative monetary reinforcement. *Journal of Neuroscience Methods, 209*(1), 40−49.

Burke, T. A., Ammerman, B. A., & Jacobucci, R. (2019). The use of machine learning in the study of suicidal and non-suicidal self-injurious thoughts and behaviors: A systematic review. *Journal of Affective Disorders, 245*, 869−884.

Burke, T. A., Jacobucci, R., Ammerman, B. A., Piccirillo, M., McCloskey, M. S., Heimberg, R. G., & Alloy, L. B. (2018). Identifying the relative importance of non-suicidal self-injury features in classifying suicidal ideation, plans, and behavior using exploratory data mining. *Psychiatry Research, 262*, 175−183.

Campos, R. C., Holden, R. R., & Lambert, C. E. (2019). Avoidance of psychological pain and suicidal ideation in community samples: Replication across two countries and two languages. *Journal of Clinical Psychology, 75*(12), 2160−2168.

Campos, R. C., Simões, A., Costa, S., Pio, A. S., & Holden, R. R. (2020). Psychological pain and suicidal ideation in undergraduates: The role of pain avoidance. *Death Studies, 44*(6), 375−378.

Cao, Y., Tung, W.-W., Gao, J. B., Protopopescu, V. A., & Hively, L. M. (2004). Detecting dynamical changes in time series using the permutation entropy. *Physical Review. E, 70*(4), e046217.

Cichy, R. M., & Oliva, A. (2020). A M/EEG-fMRI fusion primer: Resolving human brain responses in space and time. *Neuron, 107*(5), 772−781.

Cohen, M. X., & Cavanagh, J. F. (2011). Single-trial regression elucidates the role of prefrontal theta oscillations in response conflict. *Frontiers in Psychology, 2*(30), 1−12.

Colic, S., Richardson, D. J., Reilly, P. J., & Hasey, M. G. (2018). *Using machine learning algorithms to enhance the management of suicide ideation.* Paper presented at the 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support vector networks. *Machine Learning, 20*(3), 273−297.

Dan, M. P., Mircea, O., & Mihaela, M. (2000). EEG: Relative power versus absolute power mapping advantages, disadvantages. *Romanian Journal of Neurology, 38*(1/2), 21−33.

de Aguiar Neto, F. S., & Rosa, J. L. G. (2019). Depression biomarkers using non-invasive EEG: A review. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 105*, 83−93.

Delorme, A., & Makeig, S. (2004). EEGLAB: An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *Journal of Neuroscience Methods, 134*(1), 9−21.

Dolsen, M. R., Cheng, P., Arnedt, J. T., Swanson, L., Casement, M. D., Kim, H. S., … Deldin, P. J. (2017). Neurophysiological correlates of suicidal ideation in major depressive disorder: Hyperarousal during sleep. *Journal of Affective Disorders, 212*, 160−166.

Dong, M., Wang, S. B., Li, Y., Xu, D. D., Ungvari, G. S., Ng, C. H., … Xiang, Y. T. (2018). Prevalence of suicidal behaviors in patients with major depressive disorder in China: A comprehensive meta-analysis. *Journal of Affective Disorders, 225*, 32−39.

Franklin, J. C., Ribeiro, J. D., Fox, K. R., Bentley, K. H., Kleiman, E. M., Huang, X., … Nock, M. K. (2017). Risk factors for suicidal thoughts and behaviors: A meta-analysis of 50 years of research. *Psychological Bulletin, 143*(2), 187−232.

Gibb, B. E., & Tsypes, A. (2019). Using event-related potentials to improve our prediction of suicide risk. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging, 4*(10), 854−855.

Gilbert, J. R., Ballard, E. D., Galiano, C. S., Nugent, A. C., & Zarate, C. A., Jr. (2020). Magnetoencephalographic correlates of suicidal ideation in major depression. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging, 5*(3), 354−363.

Glazer, J. E., Kelley, N. J., Pornpattananangkul, N., Mittal, V. A., & Nusslock, R. (2018). Beyond the FRN: Broadening the time-course of EEG and ERP components implicated in reward processing. *International Journal of Psychophysiology, 132*(Pt B), 184−202.

Gong, X., Huang Y. X., Wang Y., & Luo Y. J. (2011). Revision of the Chinese facial affective picture system. *Chinese Mental Health Journal, 25*(1), 40−46.

[龚栩，黄宇霞，王妍，罗跃嘉. (2011). 中国面孔表情图片系统的修订. *中国心理卫生杂志, 25*(1), 40−46.]

Guo, T. (2017). *Electrophysiological response to incentive delay task in depressed patients with suicide attempt and its relationship to psychological pain* (Unpublished master’s thesis). Renmin university of China, Beijing.

[郭婷. (2017). *自杀未遂抑郁症患者在激励延迟任务中的脑电特征及其与心理痛苦的关系* (硕士学位论文). 中国人民大学，北京.]

Guo, T., Li, H. H., Wang, X., Lin, Y. X., Fan, L. J., Zhang, B., & Ouyang, Z. R. (2016). Comparative study of event-related EEG responses to process monetary and affective incentive delay tasks. *Chinese Journal of Clinical Psychology, 24*(6), 963−970.

[郭婷，李欢欢，王湘，林亦轩，范乐佳，张蓓，欧阳紫榕. (2016). 金钱激励和情感激励延迟加工的事件相关电位比较研究. *中国临床心理学杂志, 24*(6), 963−970.]

Hasey, G., Colic, S., Reilly, J., MacCrimmon, D., Khodayari, A., DeBruin, H., & Mistry, N. (2020). Detection of suicidal ideation in depressed subjects using resting electroencephalography features identified by machine learning algorithms. *Biological Psychiatry, 87*(9), S380−S381.

Hou, L. L., Chen, L. R., & Zhou, R. L. (2020). Altered reward processing in women with premenstrual syndrome: Evidence from ERPs and time-frequency analysis. *Acta Psychologica Sinica, 52*(6), 742−757.

[侯璐璐，陈莅蓉，周仁来. (2020). 经前期综合征与奖赏进程失调——来自脑电的证据. *心理学报, 52*(6), 742−757.]

Jordan, P., Shedden-Mora, M. C., & Lowe, B. (2018). Predicting suicidal ideation in primary care: An approach to identify easily assessable key variables. *General Hospital Psychiatry, 51*, 106−111.

Jorm, A. (2000). Does old age reduce the risk of anxiety and depression? A review of epidemiological studies across the adult life span. *Psychological Medicine, 30*(1), 11−22.

Juba, B., & Le, H. S. (2019). Precision-recall versus accuracy and the role of large data sets. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 33*, 4039−4048.

Jung, Y. (2018). Multiple predicting K-fold cross-validation for model selection. *Journal of Nonparametric Statistics, 30*(1), 197−215.

Knyazev, G. G. (2012). EEG delta oscillations as a correlate of basic homeostatic and motivational processes. *Neuroscience &*

Biobehavioral Reviews, 36(1), 677−695.

Knyazev, G. G., Savostyanov, A. N., Bocharov, A. V., Brak, I. V., Osipov, E. A., Filimonova, E. A., … Aftanas, L. I. (2018). Task-positive and task-negative networks in major depressive disorder: A combined fMRI and EEG study. *Journal of Affective Disorders, 235*, 211−219.

Kudinova, A. Y., Owens, M., Burkhouse, K. L., Barretto, K. M., Bonanno, G. A., & Gibb, B. E. (2015). Differences in emotion modulation using cognitive reappraisal in individuals with and without suicidal ideation: An ERP study. *Cognition Emotion, 30*(5), 999−1007.

Lang, W. C., & Forinash K. (1998). Time-frequency analysis by continuous wavelet transform. *Bulletin of the Computational Statistics of Japan, 10*(2), 93−101.

Lanza, S. T., Tan, X., & Bray, B. C. (2013). Latent class analysis with distal outcomes: A flexible model-based approach. *Structural Equation Modeling, 20*(1), 1−26.

Lee, P. F., Kan, D. P. X., Croarkin, P., Phang, C. K., & Doruk, D. (2018). Neurophysiological correlates of depressive symptoms in young adults: A quantitative EEG study. *Journal of Clinical Neuroscience, 47*, 315−322.

Lee, S. M., Jang, K. I., & Chae, J.-H. (2017). Electroencephalographic correlates of suicidal ideation in the theta band. *Clinical EEG and Neuroscience, 48*(5), 316−321.

Lew, B., Osman, A., Huen, J. M. Y., Siau, C. S., Talib, M. A., Cunxian, J., … Leung, A. N. M. (2020). A comparison between American and Chinese college students on suicide-related behavior parameters. *International Journal of Clinical and Health Psychology, 20*(2), 108−117.

Li, H. H., Fu, R., Zou, Y. M., & Cui, Y. Y. (2017). Predictive roles of three-dimensional psychological pain, psychache, and depression in suicidal ideation among Chinese college students. *Frontiers in Psychology, 8*, 1−8.

Li, H. H., Xie, W. Z., Luo, X. W., Fu, R., Shi, C., Ying, X. Y., ... Wang, X. (2014). Clarifying the role of psychological pain in the risks of suicidal ideation and suicidal acts among patients with major depressive episodes. *Suicide and Life-Threatening Behavior, 44*(1), 78−88.

Li, X. Y., Fei, L. P., Zhang, Y. L., Xu, D., Dong, Y. S., Yang, F. D., & Kuang, L. (2011). Reliability and validity of the Chinese version of Beck Scate for Suicide Ideation (BSI-CV) among university students. *Chinese Mental Health Journal, 25*(11), 862−866.

[李献云, 费立鹏, 张亚利, 徐东, 童永胜, 杨甫德, 况利. (2011). Beck 自杀意念量表中文版在大学学生中应用的信效度. *中国心理卫生杂志, 25*(11), 862−866.]

Liu, J., Li, J. Q., Shen, C. R., Hu, X. H., Zhao, T. H., Guan, Q., & Luo, Y. J. (2020). The neural mechanism of approximate number processing for mathematical anxious individuals: An EEG study. *Acta Psychologica Sinica, 52*(8), 958−970.

[刘洁, 李瑾琪, 申超然, 胡小惠, 赵庭浩, 关青, 罗跃嘉. (2020). 数学焦虑个体近似数量加工的神经机制: 一项 EEG 研究. *心理学报, 52*(8), 958−970.]

Mahato, S., & Paul, S. (2018). Detection of major depressive disorder using linear and non-linear features from EEG signals. *Microsystem Technologies, 25*(3), 1065−1076.

Marco-Pallares, J., Cucurell, D., Cunillera, T., Garcia, R., Andrés-Pueyo, A., Munte, T. F., & Rodriguez-Fornells, A. (2008). Human oscillatory activity associated to reward processing in a gambling task. *Neuropsychologia, 46*(1), 241−248.

McKewen, M., Cooper, P. S., Wong, A. S. W., Michie, P. T., Sauseng, P., & Karayanidis, F. (2020). Task-switching costs have distinct phase-locked and nonphase-locked EEG power effects. *Psychophysiology, 57*(5), e13533.

Meerwijk, E. L., & Weiss, S. J. (2016). Does suicidal desire moderate the association between frontal delta power and psychological pain? *PeerJ, 4*, e1538.

Mei, S., Li, Q., Liu, X., & Zheng, Y. (2018). Monetary incentives modulate feedback-related brain activity. *Scientific Reports, 8*(1), e11913.

Miller, A. B., & Prinstein, M. J. (2019). Adolescent suicide as a failure of acute stress-response systems. *Annual Review of Clinical Psychology, 15*(1), 425−450.

Mohammadi, Y., Hajian, M., & Moradi, M. H. (2019). *Discrimination of depression levels using machine learning methods on EEG signals.* Paper presented at the 2019 27th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE).

Nguyen, T., Tran, T., Gopakumar, S., Phung, D., & Venkatesh, S. (2016). An evaluation of randomized machine learning methods for redundant data: Predicting short and medium-term suicide risk from administrative records and risk assessments. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1605.01116.

Patterson, A. A., & Holden, R. R. (2012). Psychache and suicide ideation among men who are homeless: A test of Shneidman's model. *Suicide and Life-Threatening Behavior, 42*(2), 147−156.

Peng, W., Meng, J., Lou, Y., Li, X., Lei, Y., & Yan, D. (2019). Reduced empathic pain processing in patients with somatoform pain disorder: Evidence from behavioral and neurophysiological measures. *International Journal of Psychophysiology, 139*, 40−47.

Qin, P. (2011). The impact of psychiatric illness on suicide: Differences by diagnosis of disorders and by sex and age of subjects. *Journal of Psychiatric Research, 45*(11), 1445−1452.

Shim, M., Jin, M. J., Im, C. H., & Lee, S. H. (2019). Machine-learning-based classification between post-traumatic stress disorder and major depressive disorder using P300 features. *Neuroimage Clinical, 24*, e102001.

Shneidman, E. S. (1993). Suicide as psychache. *Journal of Nervous and Mental Disease, 181*(3), 145−147.

Song, W. (2019). *The relationship among self-related emotional processing, psychological pain and suicide in college students with depressive symptoms* (Unpublished master's thesis). Renmin university of China, Beijing.

[宋巍. (2019). *抑郁大学生自我相关情绪信息加工模式及其与心理痛苦、自杀的关系* (硕士学位论文). 中国人民大学, 北京.]

Song, W., Li, H. H., Guo, T., Jiang, S. Y., & Wang, X. (2019). Effect of affective reward on cognitive event-related potentials and its relationship with psychological pain and suicide risk among patients with major depressive disorder. *Suicide and Life-Threatening Behavior, 49*(5), 1290−1306.

Song, W., Li, H. H., Guo, T., & Wang, X. (2018). The event-related EEG responses of MDD patients with suicide attempts to monetary incentive delay tasks and its relationship with the three-dimensional psychological pain. *Chinese Journal of Clinical Psychology, 26*(6), 1049−1056.

[宋巍, 李欢欢, 郭婷, 王湘, 王森. (2018). 金钱激励延迟任务下抑郁症自杀者的神经电生理特征及其与心理痛苦的关系. *中国临床心理学杂志, 26*(6), 1049−1056.]

Sun, X., Li, H., Song, W., Jiang, S., Shen, C., & Wang, X. (2020). ROC analysis of three-dimensional psychological pain in suicide ideation and suicide attempt among patients with major depressive disorder. *Journal of Clinical Psychology, 76*(1), 210−227.

Tacikowski, P., & Nowicka, A. (2010). Allocation of attention to self-name and self-face: An ERP study. *Biological Psychology, 84*(2), 318−324.

Troister, T., & Holden, R. R. (2012). A two-year prospective study of psychache and its relationship to suicidality among high-risk undergraduates. *Journal of clinical psychology, 68*(9), 1019−1027.
Tsypes, A., Owens, M., & Gibb, B. E. (2020). Reward responsiveness in suicide attempters: An electroencephalography/event-related potential study. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging, 6*(1), 99−106.
Watts, A. T. M., Bachman, M. D., & Bernat, E. M. (2017). Expectancy effects in feedback processing are explained primarily by time-frequency delta not theta. *Biological Psychology, 129*, 242−252.
Welch, P. D. (1967). The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, 15*(2), 70−73.
Winer, E. S., Drapeau, C. W., Veilleux, J. C., & Nadorff, M. R. (2016). The association between anhedonia, suicidal ideation, and suicide attempts in a large student sample. *Archives of Suicide Research, 20*(2), 265−272.
World Health Organization. (2021). *Suicide [Fact sheet].* Retrieved from http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs398/en/
Wu, X., Zhong, C. P., Ding, Y. L., & Qu, Z. (2018). Application of time-frequency analysis in investigating non-phase locked components of EEG. *Advances in Psychological Science, 26*(8), 1349−1364.
[武侠, 钟楚鹏, 丁玉珑, 曲折. (2018). 利用时频分析研究非相位锁定脑电活动. *心理科学进展, 26*(8), 1349−1364.]
Xie, W., Li, H. H., Luo, X. W., Fu, R., Ying, X. Y., Wang, N., … Shi, C. (2014). Anhedonia and pain avoidance in the suicidal mind: Behavioral evidence for motivational manifestations of suicidal ideation in patients with major depressive disorder. *Journal of Clinical Psychology, 70*(7), 681−692.
Yao, D., Qin, Y., Hu, S., Dong, L., Bringas Vega, M. L., & Valdés Sosa, P. A. (2019). Which reference should we use for EEG and ERP practice? *Brain Topography, 32*(4), 530−549.
Zhu, X., Wu, H., Yang, S., & Gu, R. (2017). The influence of self-construal type on outcome evaluation: Evidence from event-related potentials. *International Journal of Psychophysiology, 112*, 64−69.
Zou, Y. M., Li, H. H., Shi, C., Lin, Y. X., Zhou, H. Y., & Zhang, J. Q. (2017). Efficacy of psychological pain theory-based cognitive therapy in suicidal patients with major depressive disorder: A pilot study. *Psychiatry Research, 249*, 23−29.

Efficacy of suicide ideation classification based on pain avoidance and the EEG characteristics under self-referential punishment

SUN Fang, SONG Wei, WEN Xiaotong, LI Huanhuan, OUYANG Lisheng, WEI Shijie

(*Department of Psychology, Renmin University of China, Beijing* 100872, *China*)

Abstract

Depressed students are at high-risk for suicide. Psychological pain, especially pain avoidance, was a more robust predictor for suicide ideation than depression at the behavioral level. Due to suicide as a complex classification model, machine learning algorisms applied to integrate behavioral data and neural characteristic can advance suicide prediction, and the accuracy of multimodality features is superior than clinical interview. The present study aimed to integrate data-driven machine learning algorisms and the three-dimensional psychological pain model to figure out the optimal features in the prediction of suicide ideation.

Seventy-seven college students were recruited by advertisement and divided into three groups: depressed group with high levels of suicide ideation (HSI, n = 25), depressed group with low levels of suicide ideation (LSI, n = 20), and healthy controls (HC, n = 32). All participants completed the three-dimensional psychological pain scale (TDPPS), Beck depression inventory-I (BDI), Beck suicide ideation inventory (BSI), and the self-referential affective incentive delay task (SAID). The value of support vector based on machine-recursive feature elimination (RFE-SVM) algorithm applied to combine the scale scores, resting state and punitive-related EEG components for feature ranking in a nonlinear way.

Results showed that: (1) Scores of pain avoidance in the HSI was higher than the LSI group. (2) The multimodal psychological pain-based model for suicide ideation classification (Accuracy = 85.66%, Precision = 0.82, Recall = 0.73, AUC = 0.92) was sufficient and superior than the EEG single-modal model. Importantly, the pain avoidance and BDI scores ranked the top two features in the classification model of suicide ideation, whereas painful feeling and pain arousal subscale scores ranked the top two features in the classification model of depression. The EEG optimal features of overlap in the pain avoidance and suicide ideation classification models were the LPP and target-P3 under self-referential punitive conditions. (3) The powers of delta and beta

band were negatively correlated with the BSI-W and pain avoidance subscale scores. The FRN amplitude under other- and self-referential punitive conditions were negatively corelated with the pain avoidance subscale scores. In the HSI group, power of delta elicited by positive feedback under self-referential conditions was significantly lower than those under other-referential conditions. In the HSI group, the amplitude of LPP in other-referential punitive conditions was higher than those under reward and neutral conditions, whereas in the LSI group, the amplitude of LPP under self-referential punitive conditions was higher than that under neutral conditions.

As a pilot study, the current study provided a support for the prominent role of pain avoidance and its related neuroelectrophysiological correlates in the prediction of suicide. The clinical significance of these results will be discussed.

Key words　three-dimensional psychological pain, suicide ideation, machine learning, EEG

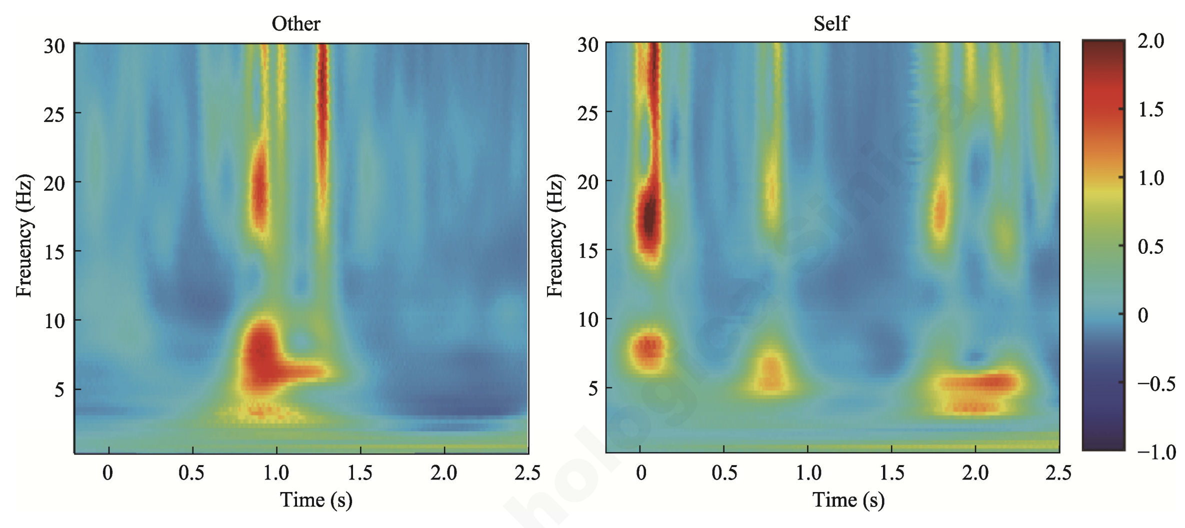
补充材料 1：

附表 1　三组被试静息态各频段能量与临床量表的相关关系(*r*)

频段	年龄	BDI	BSI-C	BSI-W	TDPPS	痛苦唤醒	痛苦体验	痛苦逃避
Delta	−0.28*	−0.12	−0.18	−0.26*	−0.29*	−0.30**	−0.23+	−0.26*
Theta	−0.23*	−0.10	0.02	−0.09	−0.12	−0.16	−0.08	−0.02
Beta	−0.30**	−0.07	−0.18	−0.24*	−0.27*	−0.28*	−0.22+	−0.23+

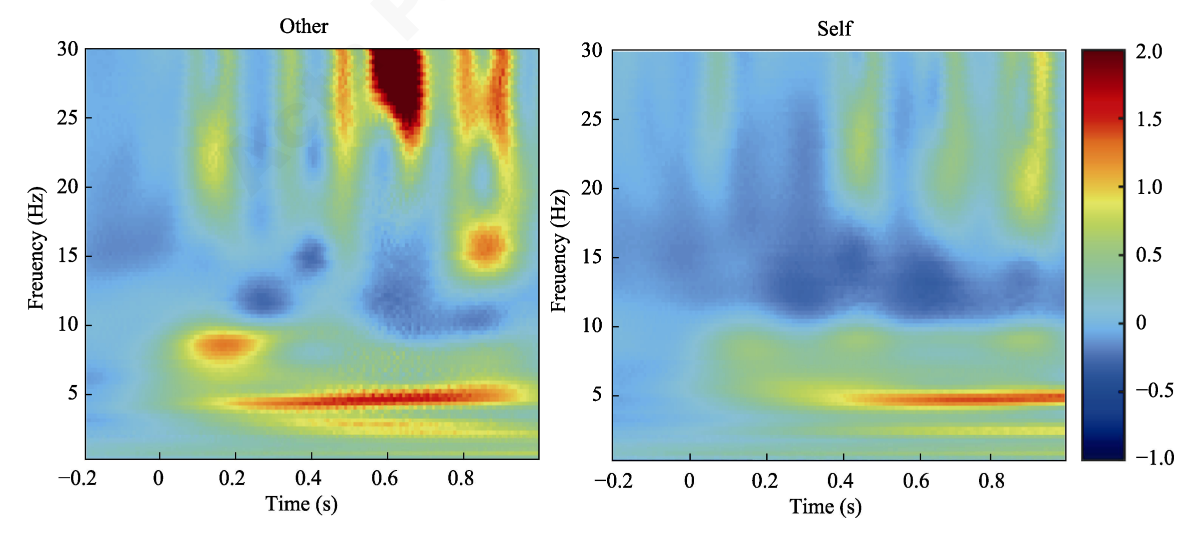
注：$**p < 0.01$, $*p < 0.05$, $+p < 0.1$，对显著结果进行标黑。BDI-I，贝克抑郁量表第一版; BSI-C，贝克自杀意念量表-最近一周; BSI-W，贝克自杀意念量表-最严重时; TDPPS，三维心理痛苦量表总分。Delta, 1~3 Hz, Fz; Theta, 4~7 Hz, Fpz; Beta, 13~30 Hz, Cz。

补充材料 2：



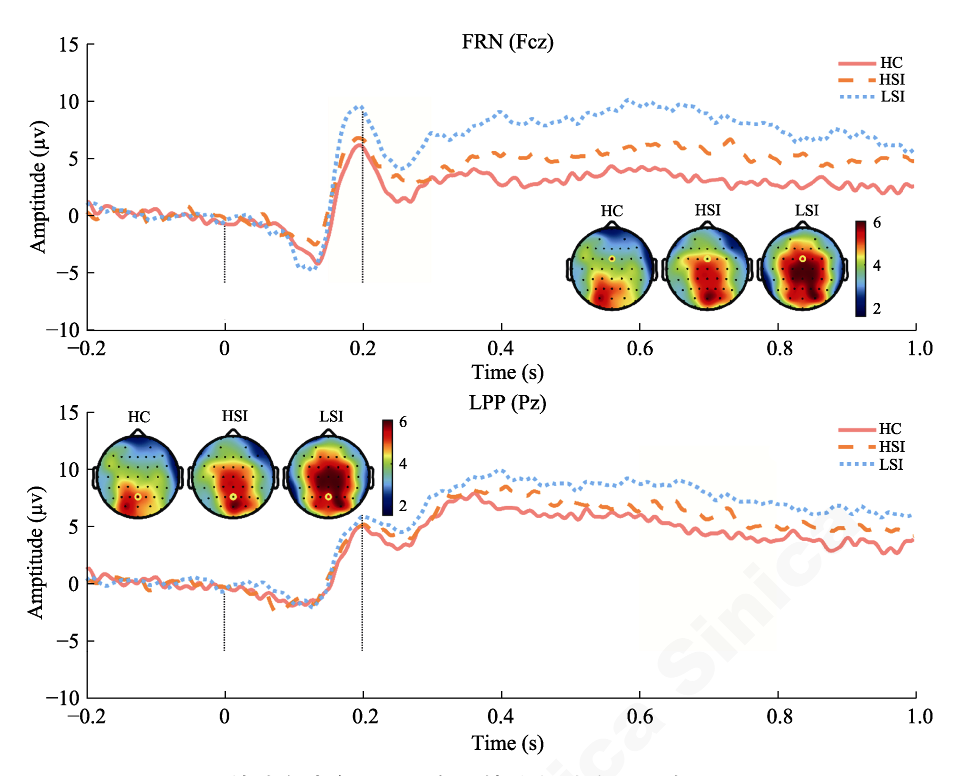
附图 1　HSI 组线索阶段不同参照条件时频图(Pz)

补充材料 3：



附图 2　HSI 组正反馈阶段不同参照条件时频图(Fcz)

补充材料 4:



附图 3　三组被试自我参照惩罚负反馈阶段时域图和地形图(FRN、LPP)

补充材料 5:

附表 2　负反馈条件下脑电成分平均波幅(能量)与量表相关结果(r)

变量	BDI	BSI-C	BSI-W	TDPPS	痛苦唤醒	痛苦体验	痛苦逃避
他人_奖励-FRN	0.021	−0.061	−0.098	**−0.273***	**−0.246***	**−0.237***	**−0.276***
他人_惩罚-FRN	0.002	−0.069	−0.099	**−0.224***	−0.184	**−0.192**$^{+}$	**−0.281***
他人_中性-FRN	0.020	−0.068	−0.083	**−0.277***	**−0.248***	**−0.228***	**−0.315****
自我_奖励-FRN	−0.026	−0.065	−0.070	**−0.220***	−0.181	**−0.205**$^{+}$	**−0.240***
自我_惩罚-FRN	0.090	0.062	0.038	−0.150	−0.131	−0.119	**−0.190**$^{+}$
自我_中性-FRN	−0.062	−0.066	−0.094	**−0.271***	**−0.279***	**−0.195**$^{+}$	**−0.267***
自我_中性-LPP	−0.148	−0.141	−0.138	**−0.194**$^{+}$	−0.167	**−0.200**$^{+}$	−0.143
他人_奖励_delta	0.205	0.174	0.209	**−0.231***	**−0.244***	0.171	0.205
自我_奖励_delta	0.080	0.062	0.053	0.211	**−0.256***	0.097	**−0.232***
自我_中性_delta	0.041	0.206	**0.240***	0.14	0.114	0.108	0.208
^{a}他人_奖励_theta	**−0.342****	0.202	**−0.241***	**−0.254***	**−0.261***	0.203	0.209
^{a}自我_中性_theta	0.075	**0.232***	**0.258***	0.133	0.109	0.089	**0.228***
^{b}他人_奖励_theta	**−0.311****	0.182	0.216	−0.234*	−0.235*	0.197	0.184
^{b}自我_中性_theta	0.069	**0.228***	**0.248***	0.129	0.104	0.088	0.221

注: $^{**}p < 0.01$, $^{*}p < 0.05$, $^{+}p < 0.1$。BDI-I, 贝克抑郁量表第一版; BSI-C, 贝克自杀意念量表-最近一周; BSI-W, 贝克自杀意念量表-最严重时; TDPPS, 三维心理痛苦量表总分。

^{a}代表时间窗为刺激呈现后 300~550 ms, Pz 电极点; ^{b}代表时间窗为刺激呈现后 550~650 ms, Pz 电极点。